

一种基于深度学习的物联网信道状态信息获取算法

廖勇, 姚海梅, 花远肖

(重庆大学通信与测控中心, 重庆 400044)

摘要: 针对基于大规模多输入多输出 (MIMO) 的物联网系统中用户侧将信道状态信息 (CSI) 发送到基站时反馈开销大的问题, 提出一种基于深度学习的 CSI 反馈网络用来反馈 CSI。该网络首先使用卷积神经网络 (CNN) 提取信道特征矢量和最大池化层通过降维来达到压缩 CSI 的目的, 然后使用全连接和 CNN 将压缩的 CSI 解压, 恢复原始信道。仿真结果表明, 与现有的 CSI 反馈方法相比, 所提出的 CSI 反馈网络恢复的 CSI 更接近原始信道, 重构质量明显提高。

关键词: 大规模 MIMO; 物联网; CSI 反馈; 深度学习

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2019.00085

Channel state information acquisition algorithm based on deep learning for IoT

LIAO Yong, YAO Haimei, HUA Yuanxiao

Center of Communication and TT&C, Chongqing University, Chongqing 400044, China

Abstract: To solve the problem of high feedback overhead when the user sends channel state information (CSI) to the base station in massive multiple input multiple output (MIMO) based on Internet of things system, a CSI feedback network based on deep learning was proposed to feedback CSI. Firstly, the proposed network used convolutional neural network (CNN) to extract channel feature vectors and maxpooling to compress the data. Then the compressed CSI was decompressed by using full connection and CNN to restore the original channel. The simulation results show that compared with the existing CSI feedback methods, the CSI recovered by the proposed CSI feedback network is closer to the original channel, and the reconstruction quality is improved significantly.

Key words: massive MIMO, Internet of things, CSI feedback, deep learning

1 引言

物联网 (IoT, Internet of things) 是新一代信息技术的重要组成部分, 也是“信息化”时代的重要发展阶段。传统移动通信网络主要解决人与人的互联, 而物联网解决的是万物互联^[1]。IoT 技术将扮演至关重要的角色, 因为 IoT 技术能够做到机器与

机器 (M2M, machine to machine)^[2]和机器与人的连接, 可以极大地促进人类社会发展。目前, 有很多技术可以用于 IoT 信息的传输, 如蓝牙、无线局域网和红外线等常见的信息传输方式, IoT 由于其极大的可扩展性和实用性正受到人们越来越多的关注。

作为 5G 的关键技术之一, 大规模多输入多输

收稿日期: 2018-12-26; 修回日期: 2019-02-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61501066); 重庆市基础与前沿研究计划项目 (No.cstc2015jcyjA40003); 中央高校基本科研业务费基金资助项目 (No.106112017CDJXY500001)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61501066), Chongqing Frontier and Applied Basic Research Project (No.cstc2015jcyjA40003), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.106112017CDJXY 500001)

出 (MIMO, multiple input multiple output) 技术正在逐渐变得成熟。该技术与传统 MIMO 技术相比, 在物理特性和性能上存在显著优势, 具有高频谱效率和高能量效率等优点。目前, 欧洲多国和中国等都在大力发展基于 LTE 的 IoT, 随着 5G 的高速推进, 大规模 MIMO 系统也应用于 IoT 的典型应用场景中, 该系统利用基站 (BS, base station) 大量发射天线来有效支持多个 IoT 设备的传输, 能够很好地提高系统的频谱效率和能量效率^[3-4]。

基于大规模 MIMO 的 IoT 具有很多优势, 但也存在一些技术上的挑战。在基于大规模 MIMO 的 IoT 系统中, 为了保证传输过程的服务质量 (QoS, quality of service), 发送端通常需要进行预编码、自适应编码等操作。然而, 这些操作都需要发送端获得下行信道状态信息 (CSI, channel state information), 如果没有获得准确的下行 CSI, IoT 系统将不能对连接的 IoT 设备提供高 QoS 的通信服务。因此, 发送端获得准确的下行 CSI 对整个系统的通信性能具有显著影响。

目前, 国内外学者对发送端获取 CSI 的方法进行了大量研究, 并提出了许多获取 CSI 的方法。文献[5]使用离散余弦变换 (DCT, discrete cosine transform) 矩阵作为稀疏矩阵, 该方案从减少噪声的角度出发, 针对性地研究了基于压缩感知 (CS, compressed sensing) 的 CSI 有限反馈方法。文献[6]和文献[7]提出适用于单天线、多用户场景的基于主成分分析 (PCA, principal component analysis) 降维的压缩反馈方法。文献[8]在 PCA 的基础上, 通过自回归预测补偿反馈使 BS 获得 CSI。虽然学者已提出很多 CSI 反馈方法, 但这些方法的反馈精度不高, 误差较大。

近年来深度学习发展迅速, 在处理大数据方面表现出强大的能力, 已有研究人员采用深度学习方法来实 CSI 反馈。文献[9]提出基于深度学习的大规模 MIMO 的 CSI 反馈, 利用全连接网络和残差网络 (整个网络被命名为 CsiNet) 来实现 CSI 压缩和解压。文献[10]在文献[9]中 CsiNet 的基础上, 增加了长短期记忆 (LSTM, long short-term memory) 网络 (整个网络被命名为 CsiNet-LSTM), 对时变大规模 MIMO 信道进行 CSI 反馈。但是, 目前尚没有研究人员将深度学习用于 IoT 信道场景的 CSI 反馈。

为此, 本文针对频分双工 (FDD, frequency

division duplex) 模式下基于大规模 MIMO 的 IoT 系统的 CSI 获取问题展开研究, 考虑传统 CSI 反馈方法的反馈精度不高以及进一步研究深度学习在基于大规模 MIMO 的 IoT 系统中 CSI 获取的适用性, 提出一种基于深度学习的 CSI 反馈算法, 主要贡献如下。

本文提出一种创新的应用于大规模 MIMO 的 IoT 系统的基于深度学习的 CSI 反馈算法, 该算法主要利用卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network) 提取信道特征矢量, 不同于文献[9]和文献[10], 该算法不是采用全连接网络降维, 而是采用最大池化层 (maxpooling) 降维来压缩数据, 通过池化可去掉一些无关紧要的数据, 保留最重要的特征, 留下最能表达数据特征的信息。与全连接层相比, 池化网络不仅可以压缩数据, 还可以减少待估计参数的数量。然后使用全连接网络和 CNN 将压缩的 CSI 解压, 从而恢复原始信道。最后, 对大规模 MIMO 的 IoT 系统中基于深度学习的 CSI 反馈方法和常用的 CSI 反馈方法的性能效果进行仿真比较。

2 系统模型

在面向 IoT 的大规模 MIMO 系统中, BS 端可以部署几十根甚至上百根发射天线, 用户或设备端 (IoT 智能终端、RFID 及传感器节点等) 只有一根接收天线。配置大量天线的 BS 同时服务于多个单天线设备, 用户或设备之间信道的相关性会影响系统性能。本文主要研究单小区、多用户大规模 MIMO 的 IoT 系统中 CSI 的获取问题, 基于大规模 MIMO 的 IoT 通信场景如图 1 所示。

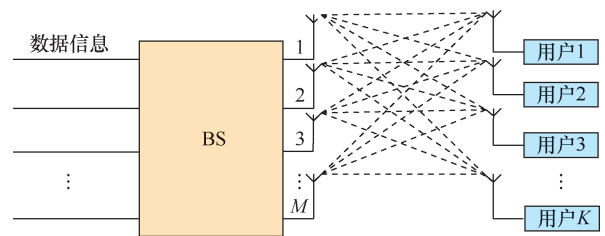


图 1 基于大规模 MIMO 的 IoT 通信场景

如图 1 所示, 考虑有 K 个用户的大规模 MIMO 系统, 假设该系统 BS 端有 M 根天线, 每个 IoT 用户有一根天线, $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_K] \in \mathbb{C}^{M \times K}$ 表示整个信道矩阵, 其中, \mathbf{h}_k 是 BS 和用户 K 之间的复信道矢量。假定信道是准静态和平坦衰落的, 使得矩阵 \mathbf{H} 被视为在几个时隙内不变, 小于信道

相干时间。因此， K 个用户所接收的信号可以表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}^H \mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 是一个时隙内所有 K 个用户接收的信号矢量， $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 是 BS 端发送的信号矢量， $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_K)$ 是均值为 0、方差为 1 的加性高斯白噪声， \mathbf{I}_K 是一个秩为 K 的单位矩阵。

考虑一个空间相关的瑞利信道，在大规模 MIMO 应用场景中，由于发射端和接收端的天线数较多、天线间距较小，因此天线之间存在一定相关性。根据 Kronecker 相关模型^[11]，信道矩阵可以表示为

$$\mathbf{H} = \mathbf{R}_{\text{RX}}^{\frac{1}{2}} \mathbf{H}_{\text{IID}} \mathbf{R}_{\text{TX}}^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

其中， $\mathbf{H}_{\text{IID}} \in \mathbb{C}^{K \times M}$ 表示不相关的瑞利信道矩阵，是一个均值为 0、方差为 1 的独立同分布 (IID, independent and identically distributed) 复高斯随机矢量。 $\mathbf{R}_{\text{RX}} \in \mathbb{C}^{K \times K}$ 和 $\mathbf{R}_{\text{TX}} \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 分别表示接收和发送的相关矩阵。下面将重点阐述如何将接收端得到的 CSI 矩阵 \mathbf{H} 有效反馈到 BS。

3 基于深度学习的 CSI 反馈

3.1 网络结构

针对大规模 MIMO 的 IoT 系统中 CSI 反馈开销大的问题，本文提出一种基于深度学习的 CSI 反馈方法，基于深度学习的 CSI 反馈网络结构如图 2 所示。该网络首先利用两个二维 (2D, two dimension) CNN 提取数据特征矢量，然后利用一个 2D 最大池化网络对原始数据降维，之后通过一个全连接网络对压缩数据增维，最后再通过一个 2D CNN 恢复原始 CSI。

如图 2 所示，2D CNN 主要用于提取原始信道 \mathbf{H} 特征值，使用两个 2D CNN 的目的是通过两层的 2D CNN 来更精确地提取数据特征矢量。通常一个 2D CNN 由多个卷积滤波器组成，每个卷积滤波器处理不同通道的数据，通过滑动窗口对数据进行卷

积求和。设 \mathbf{w} 为卷积滤波器，其卷积核大小为 $N \times M$ ，通过在待卷积数据上滑动滤波器，对 $N \times M$ 个数据加权求和得到卷积输出，因此 CNN 的变换式为

$$\boldsymbol{\alpha} = f(\mathbf{H} \otimes \mathbf{w} + \mathbf{b}) \quad (3)$$

其中， \otimes 表示卷积运算， \mathbf{b} 为偏置， f 为激活函数， $\boldsymbol{\alpha}$ 为卷积后的输出。

2D 最大池化网络主要用于对卷积后的特征矢量降维，通过一个池化窗口寻找滤波器输出结果之间的最大值，其变化表达式如式(4)所示。

$$\boldsymbol{\delta}^* = \max(\boldsymbol{\beta}) \quad (4)$$

其中， $\boldsymbol{\beta}$ 为池化层的输入，即上一次卷积后的输出， $\boldsymbol{\delta}^*$ 为池化后的输出。

相较于 CNN，全连接神经网络输入每个元素都连接一个不同的权重，输出为所有输入元素的加权和。

3.2 反馈网络中的数据流

当发射天线数为 M 根、用户数为 K 个时，信道 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{M \times K}$ ，研究发射天线数分别为 32 根和 64 根、用户数为 8 个、数据压缩率为 1/4 和 1/8 时，CSI 反馈的过程。下面具体阐述基于深度学习实现 CSI 反馈的具体信号处理过程。

图 3 是本文所提出的基于深度学习的 CSI 反馈网络数据流，反馈网络主要分为压缩和解压两部分。具体而言，原始数据首先需要经过预处理。原始的 CSI 数据为复数，因此，将原始数据的实部和虚部提取出来作为一个新维度。为便于理解，主要介绍本文所提出的基于深度学习的 CSI 反馈网络结构及发射天线数分别为 32 根和 64 根、用户数为 8 个、数据压缩率为 1/4 时的网络数据流，数据压缩率为 1/8 与 1/4 的情况类似，只是在池化时，池化窗口设置大小不同，数据压缩率为 1/8 时池化窗口大小是压缩率为 1/4 的 2 倍。

在压缩部分，主要是对 CSI 进行压缩。压缩部分第一层是带有 4 个卷积核的卷积层，卷积核大小

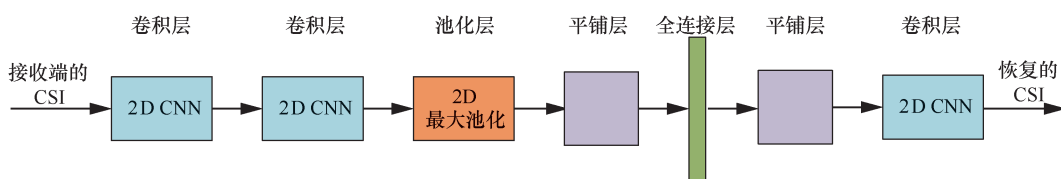


图 2 基于深度学习的 CSI 反馈网络结构

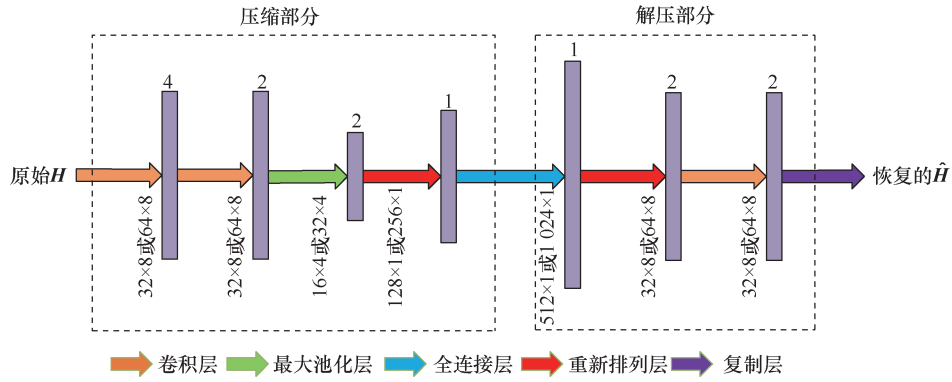


图 3 基于深度学习的 CSI 反馈网络数据流

为 3×3 ；压缩部分第二层是带有 2 个卷积核的卷积层，卷积核大小为 3×3 ；压缩部分第三层是最大池化层，池化窗口大小为 2×2 （当数据压缩率为 $1/8$ 时，池化窗口大小为 4×2 ）；压缩部分第四层是重新排列层。卷积层中的激活函数都为 ReLU 函数，ReLU 函数形式为 $R(x) = \max(0, x)$ 。输入数据经过预处理后送入两个 2D CNN，2D CNN 的主要任务是进行数据特征矢量的提取和选择。与传统手动进行数据特征矢量提取和选择的机器算法不同，CNN 能够自动从数据中进行特征矢量的提取和选择，以从输入数据中获得代表性矢量。之后通过一个 2D 最大池化层压缩待估计参数，池化后的数据维度为原来维度的 $1/4$ 或 $1/8$ ，最后将池化后的数据重新排列成一个一维矢量，数据压缩部分完成。

在解压部分，主要是对压缩后的 CSI 进行重构。解压部分第一层是全连接层，该层激活函数为 ReLU 函数，神经元个数为 512 个或 1 024 个，其中 512 个神经元对应 32 根发射天线，1 024 个神经元对应 64 根发射天线，该全连接层主要是把维度增到原始 H 的大小；解压部分第二层是重新排列层，将全连接后的矢量重新排列成 32×8 或 64×8 形式，利于作为后面卷积层的输入；解压部分第三层是带有 2 个卷积核的卷积层，卷积核大小为 3×3 ，其激活函数为 Sigmoid 函数，Sigmoid 函数形式为 $S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ ；解压部分第三层是卷积层，为网络的最终输出，即得到了恢复的 \hat{H} ，也就是该卷积层完成了 H 的最终重构。

反馈网络中的数据在执行卷积和全连接操作后都进行了批量归一化（BN，batch normalization），以解决神经网络算法中的过拟合问题。

3.3 数据收集和模型训练

在历史研究中，学者提出许多信道模型，以便

从信道统计角度更好地描述信道。利用面向不同通信应用场景的标准信道模型，训练数据可以通过仿真得到。在本文中，使用基于大规模 MIMO 的 IoT 单环 MIMO 信道模型^[12]中理想的下行 CSI 生成训练数据。

为了训练本文所提出的 CSI 反馈网络，使用端到端方式获取网络中的所有权重和偏置。训练数据中的训练集、校验集和测试集分别有 30 000 个、5 000 个和 5 000 个样本。训练主要分为离线训练和在线预测两部分，即用离线训练好的模型进行 CSI 预测。设整个网络的变换公式和所有参数分别为 $f(\cdot)$ 和 Θ ，因此本文所提出的 CSI 反馈网络恢复得到的 CSI 可以表示为 $\hat{H} = f(H, \Theta)$ 。将初始学习率设为 0.01，训练迭代数设为 100，每个批次大小设为 200，使用自适应矩估计（ADAM，adaptive moment estimation）算法更新网络的参数集。ADAM 算法与传统采用固定学习率的梯度下降算法不同，它能够通过训练自适应地更新学习率，网络的损失函数为均方误差（MSE，mean squared error），因此，模型的预测损失为

$$\text{loss}(\Theta) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (f(H_i, \Theta) - H_i)^2 \quad (5)$$

其中， H_i 为监督数据， T 为训练样本集的总样本数。

通过最小化损失函数可以更新网络中的所有参数。本文所使用的训练设备配置为 NVIDIA GeForce 9600 GT 显卡，Intel® Core(TM) i7 860 2.80 GHz 处理器，离线训练模型时间大约为 30 min。

4 仿真结果

为了比较本文所提出的深度学习方法和传统的 DCT^[5]方法、PCA^[6]方法在基于大规模 MIMO 的

IoT 系统中 CSI 压缩反馈方法的性能, 结合 Python 和 Matlab 进行仿真与分析。假设在接收端已获得理想的下行 CSI, 仿真系统参数设置如表 1 所示。

仿真参数	数值设置
发射天线数	$M=32/64$
接收天线数	1
用户数	8
双工模式	FDD
信道模型	单环 MIMO 信道 ^[12]
工作频率	2.6 GHz
天线间距	0.5λ

4.1 归一化均方误差比较

比较了采用本文所提出的深度学习方法和传统的 DCT 方法、PCA 方法, 当数据压缩率分别为 1/4 和 1/8、发射天线数分别为 32 根和 64 根、用户数为 8 个时, 恢复的 \hat{H} 与原始 H 的归一化均方误差 $NMSE = E\left\{\|H - \hat{H}\|_2^2 / \|H\|_2^2\right\}$, 该 NMSE 采用对数形式表示, 各种 CSI 反馈方法的 NMSE 对比如表 2 所示。

数据压缩率	发射天线数/根	PCA	DCT	本文所提方法
1/4	32	-11.22	-10.85	-18.32
	64	-11.01	-10.68	-18.08
1/8	32	-8.13	-7.97	-16.21
	64	-7.89	-7.63	-15.96

从表 2 可以看出, 当数据压缩率为 1/4 时, 不论 BS 侧发射天线数为 32 根还是 64 根, 采用本文所提出的深度学习方法和传统的 PCA 方法和 DCT 方法恢复的 CSI 的 NMSE 小 7 dB 左右; 当数据压缩率为 1/8 时, 采用本文所提出的深度学习方法和传统的 PCA 方法和 DCT 方法恢复的 CSI 的 NMSE 小 8 dB 左右。表 2 表明, 在不同数据压缩率下, 本文所提出的基于深度学习的 CSI 反馈方法表现出优异的 NMSE 性能, 该方法比传统方法能更准确地恢复 CSI, 重构 CSI 的质量明显提高。主要因为本文所提出的基于深度学习的网络不需要知道信道分布情况, 能够通过利用训练样本来训练网络, 该网络能很好地学习信道结构特点。因此, 该网络在对压缩后的数据进行恢复时, 恢复的 CSI 更接近原始

数据。

4.2 反馈时间比较

本文对比了上述方法进行完整 CSI 反馈的平均运行时间, 所提出的深度学习方法是在线反馈时间, 各方法的平均反馈时间对比如表 3 所示。通过分析可知, 无论 BS 侧发射天线数为 32 根还是 64 根, 本文所提出的深度学习方法和传统方法在平均时间上具有绝对优势。当发射天线数为 32 根时, 本文所提出的深度学习方法比传统方法快了将近 13 倍; 当发射天线数为 64 根时, 本文所提出的深度学习方法和传统方法快了将近 12 倍。因为本文所提出的深度学习网络只需要几层简单的矩阵相乘, 而 DCT 方法是先对信道向量进行 DCT, 然后对实部和虚部分别进行解压处理。PCA 方法需要对主要成分进行运算, 再用压缩矩阵对压缩的 CSI 进行解压。

方法	$M=32$ 运行时间/s	$M=64$ 运行时间/s
DCT	0.012 401	0.017 579
PCA	0.013 687	0.018 010
本文所提方法	0.001 040	0.001 512

5 结束语

本文提出了一种基于深度学习的网络用于大规模 MIMO 的 IoT 系统中的 CSI 反馈, 该网络通过离线训练和深度学习的非线性映射特性能够更好地学习信道结构特点。通过仿真, 分析了所提算法在大规模 MIMO 的 IoT 系统中 CSI 反馈的性能表现。从仿真结果可以看出, 本文所提出的方法不仅比传统的 CSI 反馈方法运行时间更少, 而且具有更高的反馈精度, 恢复的 CSI 质量明显提高。下一步将研究 IoT 通信场景中基于深度学习的信道估计的应用。

参考文献:

[1] 何海珊. 移动通信技术在物联网中的应用探讨[J]. 信息通信, 2017, 5(173): 225-226.
HE H S. Application of mobile communication technology in Internet of things[J]. Information & Communications, 2017, 5(173): 225-226.

[2] ADAME T, BEL A, BELLALTA B, et al. IEEE 802.11ah: the Wi-Fi approach for M2M communications[J]. IEEE Wireless Communications, 2015, 21(6): 144-152.

- [3] LEE B M. Calibration for channel reciprocity in industrial massive MIMO antenna systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(1): 221-230.
- [4] DING G, GAO X, XUE Z, et al. Massive MIMO for distributed detection with transceiver impairments[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 604-617.
- [5] ZHANG Z, TEH K C, LI K H. Application of compressive sensing to limited feedback strategy in large-scale multiple-input single-output cellular networks[J]. IET Communications, 2014, 8(6): 947-955.
- [6] GE A, ZHANG T, HU Z, et al. Principal component analysis based limited feedback scheme for massive MIMO systems[C]//International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. IEEE, 2016: 326-331.
- [7] GE A, ZHANG T, ZENG Z, et al. PCA based limited feedback scheme for massive MIMO with kalman filter enhancing performance[C]//IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). IEEE, 2015: 1-6.
- [8] NAGASHIMA R, OHTSUKI T, JIANG W, et al. Channel prediction for massive MIMO with channel compression based on principal component analysis[C]//International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. IEEE, 2016: 1-6.
- [9] WEN C K, SHIH W T, JIN S. Deep learning for massive MIMO CSI feedback[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(5): 748-751.
- [10] WANG T, WEN C K, JIN S, et al. Deep learning-based CSI feedback approach for time-varying massive MIMO channels[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018: 1-4.
- [11] SIM M S, PARK J, CHAE C, et al. Compressed channel feedback for correlated massive MIMO systems[C]//2014 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). IEEE, 2014: 327-332.
- [12] TIAN R, LIANG Y, LI T. Overlapping user grouping in IoT oriented massive MIMO systems[C]//International Conference on Computing. IEEE, 2017: 255-259.

[作者简介]



廖勇（1982- ），男，四川自贡人，博士，重庆大学副研究员、博士生导师，主要研究方向为下一代无线通信技术、AI 及其在行业中的应用。



姚海梅（1992- ），女，江西吉安人，重庆大学硕士生，主要研究方向为 AI 及其在无线通信中的应用。



花远肖（1994- ），男，四川阆中人，重庆大学硕士生，主要研究方向为 AI 及其在无线通信中的应用。